

Grading Warna Daun (Aneke)

GRADING WARNA DAUN TEMBAKAU BAWAH NAUNGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN*Color Grading of Shaded Tobacco Leaves Using Artificial Neural Network***Aneke Rintiasti^{#1}, Ikhwan Krisnadi^{#2}**#1 Baristand Industri Surabaya, Jl. Jagir Wonokromo 360 Surabaya, anekeintiasti@gmail.com

#2 krisnadiikhwan@gmail.com

ABSTRAK Aneka cerutu, yang hadir di kalangan komunitas elit dan tempat-tempat yang prestisius, bahan bakunya adalah Java Tabak Cerutu, tembakau asal Jawa, khususnya Klaten dan Jember. Beberapa tahun belakangan ini, ketersediaan tenaga kerja semakin sulit dengan biaya yang semakin meroket, sehingga harus mulai mengarah ke mekanisasi. Tujuan Penelitian ini adalah menghasilkan Rancang Bangun Aplikasi Analisa Daun Tembakau, mendapatkan Model Segmentasi untuk pembacaan piksel daun tembakau, menghasilkan Model Klasifikasi yang dapat digunakan untuk Pemisahan daun tembakau, sehingga diharapkan dapat mempermudah proses evaluasi dan klasifikasi warna pada Sortasi I daun Tembakau. Daun Tembakau yang digunakan adalah Daun Tembakau Bawah Naungan (TBN) jenis besuki terdiri dari 5 kelas warna yaitu Biru / Hijau (B), Kuning (K), Kuning Tidak Merata (KV), Merah (M), Merah Tidak Merata (MV). Sebelum dianalisa citra daun difoto menggunakan cabinet yang tidak terpengaruh cahaya luar. Citra daun TBN tersebut kemudian dianalisa menggunakan model RGB, dari model RGB citra daun dianalisa menggunakan karakteristik nilai warna, citra daun TBN yang memenuhi karakteristik menjadi masukan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan target 5 kelas warna yang sudah diubah menjadi bentuk biner. Penelitian menghasilkan Model Segmentasi untuk pembacaan piksel daun tembakau TBN menggunakan model RGB, Model Klasifikasi yang dapat digunakan untuk klasifikasi daun TBN menggunakan Neural Network Back Propagation Training RGB dengan nilai error = 8.7%.

Kata Kunci : tembakau besuki, tembakau bawah naungan, pengolahan citra

ABSTRACT Various cigars, which are present in the community among the elite and prestigious venues, the raw material is a Java Tabak cigars, tobacco from Java, especially Klaten and Jember. Recent years, the availability of labor more difficult with increasing costs skyrocketing, so it must start leading to mechanization. The purpose of this research was to Generate Design of Tobacco Leaf Analysis Applications, Getting Segmentation Model for pixel readout from tobacco leaves, Generate classification models that can be used for the separation of tobacco leaves which is expected to ease the process of evaluation and classification of color in the first sorting Tobacco leaves. Tobacco Leaf used is The Under Shade Tobacco leaf (TBN) consisted of five classes, namely the color Blue / Green (B), Yellow (K), Yellow Sprayed (KV), Red (M), Red Sprayed (MV). Before analyzed the leaves image photographed using a cabinet that unaffected the outside light. TBN leaf image is then analyzed using the RGB model and models HSV, RGB image of the model is analyzed using the characteristic leaf color values, The image of leaf TBN that meets the characteristics become an input of Backpropagation Neural Networks with the target are 5 color grade which converted into a binary form. The research resulted Segmentation Model for pixel readout TBN tobacco leaves using RGB models, classification model that can be used for the classification of TBN leaves use Neural Network Back Training RGB with an error value = 8.7%."

keywords : besuki tobacco, shaded tobacco, image processing

PENDAHULUAN

Sekitar 57 % cerutu dunia menggunakan wrapper dan binder asal Jawa. Berapa pun jumlah yang dipasok, tembakau Jawa masih terus dicari pembeli. Ketergantungan dunia akan tembakau Jawa masih sangat besar. Ini juga seiring dengan makin

langka dan menurunnya kuantitas dan kualitas tembakau Deli.

Budidaya tembakau cerutu yang dilakukan sebagian besar masih menggunakan tenaga manusia, mulai dari pembibitan hingga pengolahan sehingga keberhasilan bisnis sangat

tergantung dari sumber daya manusia. Beberapa tahun belakangan ini, ketersediaan tenaga kerja operator sortir, semakin sulit karena bersifat kontrak tiap masa panen dan dengan biaya yang semakin meroket, maka kita harus mulai mengarah ke mekanisasi. Mekanisasi merupakan penggunaan alat atau mesin pada proses produksi pertanian, baik *on farm* maupun *off farm*. Mekanisasi pertanian yang tepat berperan sangat signifikan untuk peningkatan kualitas dan kuantitas produksi pertanian dan pengolahannya.

Permasalahan yang dihadapi industri yaitu sulitnya mendapat pegawai. Pegawai yang ada umumnya pegawai kontrak sehingga ketika tiba musim tembakau berikutnya banyak pegawai yang sudah bekerja ditempat lain. Selain itu pegawai baru membutuhkan pelatihan mengklasifikasikan mutu tembakau [6]. Penelitian ini diharapkan membantu industri tembakau sebagai solusi atas tenaga kerja yg semakin langka sehingga proses produksi tetap dapat berjalan.

Maksud penelitian ini adalah melakukan evaluasi dan klasifikasi kualitas pada proses sortasi daun tembakau bawah naungan. Mempermudah proses evaluasi dan klasifikasi warna pada Sortasi I daun tembakau bawah naungan. Tujuan penelitian ini adalah

1. Mendapatkan Model Segmentasi untuk pembacaan piksel daun tembakau bawah naungan
2. Menghasilkan Model Klasifikasi yang dapat digunakan untuk Pemisahan daun tembakau bawah naungan.

Ruang lingkup penelitian ini :

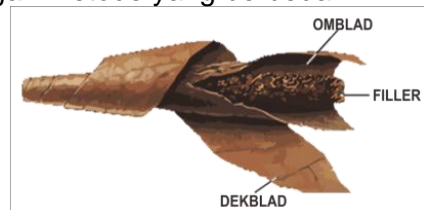
1. Tembakau yang digunakan dalam penelitian ini adalah tembakau bawah naungan dan proses yang dimodelkan adalah sortasi I.
2. Daun tembakau yang dimodelkan adalah daun koseran atau daun pertengahan
3. Warna yang dimodelkan adalah biru / hijau (B), kuning (K), kuning

tidak merata (KV), merah (M), merah tidak merata (MV).



Gambar 1. Proses Klasifikasi Mutu Tembakau Berdasarkan Warna Daun secara Manual

Sebelumnya telah dikembangkan beberapa penelitian [1] Segmentasi warna citra dengan deteksi warna HSV untuk mendeteksi objek [2] Pengembangan Sensor Warna Daun untuk Pemetaan Kepadatan Serangan Gulma pada Lahan Terbuka. [5] memperkenalkan pengolahan citra digital untuk mendeteksi obyek menggunakan pengolahan warna model normalisasi RGB. [5] Klasifikasi warna menggunakan pengolahan model warna HSV. [8] Analisis tingkat kandungan warna untuk penentuan tingkat kematangan pada citra buah *Papaya callina*, [10] mempelajari klasifikasi daun tembakau virginia yang hanya memiliki 3 kelas warna menggunakan segmentasi RGB. [3] Jaringan saraf tiruan segmentasi citra daun labu bernoda dengan warna sebagai gejala tekanan biotik dan abiotik. Namun penelitian-penelitian tersebut belum ada yang membahas tentang daun tembakau bawah naungan yang memiliki tangga warna dengan perbedaan warna yang sangat mirip, sehingga dibutuhkan ketelitian dengan metode yang berbeda.



Gambar 2. Formasi daun tembakau dalam satu batang cerutu

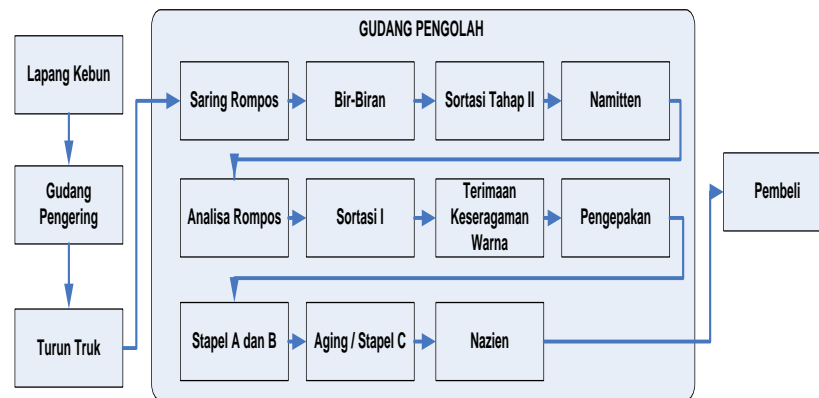
Gambar 2, [9] menjelaskan secara umum contoh satu batang cerutu dan kebutuhan bahan baku tembakau berdasarkan klasifikasi mutu tembakau, terdiri dari :

- a) *Dekblad/Wrapper* untuk pembalut cerutu, bagian terluar dari cerutu, mempunyai harga jual yang paling tinggi, berdasarkan mutunya terbagi dalam beberapa klasifikasi, masing-masing adalah: NW (*Natural Wrapper*), LPW (*Light Painting Wrapper*), PW (*Painting Wrapper*) dan RFU (*Ready for Use*).
- b) *Omlad/Binde* untuk pembungkus cerutu, bagian pembungkus dalam,

harga jual tidak terlalu tinggi / mahal, hanya terdapat satu klasifikasi omlad yaitu bawah naungan dua.

- c) *Filler / Vusel*, (untuk isi cerutu, bagian yang paling dalam dari cerutu, harga jual rendah / murah).

Pola tanaman tembakau bawah naungan, merupakan inovasi dari pengelolaan tanaman tembakau Bes NO. Pemasangan, naungan (*waring*) diatas lahan tanaman, bertujuan untuk mengendalikan lingkungan mikro, terutama kelembaban udara. [9]



Gambar 3. Alur Pengolahan Tembakau

Gambar 3 memperlihatkan diagram alur pengolahan daun tembakau pada industri tembakau. Pada proses sortasi I dilakukan pemisahan berdasarkan warna dasar saja yaitu K (kuning), M (merah), B (biru / hijau), KV (Kuning Tidak Rata), MV (Merah Tidak Rata).

Inspeksi kualitas daun tembakau memiliki dua aspek pemeriksaan internal dan eksternal. Inspeksi internal melibatkan sensor manusia, uji merokok atau analisa kimia. Inspeksi mutu eksternal diperoleh dari penglihatan manusia. Metode ini membutuhkan biaya dan waktu yang sangat tinggi. Sebagai alternatif pemeriksaan eksternal digunakan pemeriksaan warna dan lain-lain dengan citra.

Citra merupakan representasi dua dimensi dari bentuk fisik nyata tiga dimensi, yang perwujudannya bisa bermacam-macam. Mulai dari gambar hitam putih pada sebuah foto yang tidak bergerak sampai pada gambar berwarna yang bergerak pada sebuah pesawat televisi. Proses pengolahan citra digital menggunakan komputer digital adalah terlebih dahulu mentransformasikan citra ke dalam bentuk besaran-besaran diskrit dari nilai tingkat keabuan pada titik-titik elemen citra. Bentuk citra ini disebut citra digital. Citra digital didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ dua dimensi, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan $f(x,y)$ adalah disebut dengan intensitas atau tingkat keabuan citra.

Komputer merepresentasikan warna berdasarkan 3 (tiga) komponen warna dasar yaitu red (R), green (G) dan blue (B). RGB tersebut dapat menghasilkan 16.7 juta warna yang dapat dikenali oleh komputer. Ketika citra dalam komputer ingin dicetak maka diperlukan suatu metode yang mengkonversi dari RGB ke CMYK pada printer. Dalam penelitian ini citra yang ditangkap oleh kamera hanya diproses didalam komputer namun tidak dicetak sehingga cukup dengan menggunakan metode RGB.

Jaringan Syaraf Tiruan memiliki pendekatan yang berbeda untuk memecahkan masalah bila dibandingkan dengan sebuah komputer konvensional. Umumnya komputer konvensional menggunakan pendekatan algoritma (komputer konvensional menjalankan sekumpulan perintah untuk memecahkan masalah). Jaringan Syaraf Tiruan biasanya mempunyai 3 group atau lapisan yaitu unit-unit : lapisan *input* yang terhubung dengan lapisan tersembunyi yang selanjutnya terhubung dengan lapisan *output*.

1. Aktivitas unit-unit lapisan *input* menunjukkan informasi dasar yang kemudian digunakan dalam Jaringan Syaraf Tiruan.
2. Aktivitas setiap unit-unit lapisan tersembunyi ditentukan oleh aktivitas dari unit-unit input dan bobot dari koneksi antara unit-unit input dan unit-unit lapisan tersembunyi.
3. Karakteristik dari unit-unit *output* tergantung dari aktivitas unit-unit lapisan tersembunyi dan bobot antara unit-unit lapisan tersembunyi dan unit-unit *output*.

METODE

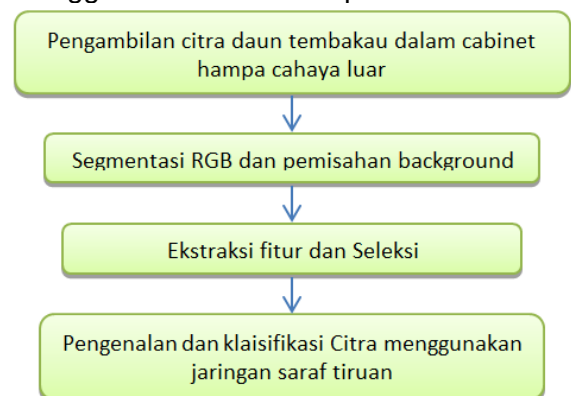
Mengembangkan dari penelitian [10], pada gambar diperlihatkan alat pengambilan citra daun tembakau. Alat tersebut dapat dihubungkan ke laptop atau *personal computer* untuk pemroses data.

Daun diletakkan pada papan yang ditutupi kain putih sebagai alas untuk mempermudah memisahkan citra daun tembakau dengan *background*. Papan tersebut kemudian didorong kedalam *cabinet* kedap cahaya luar. Citra daun tembakau ditangkap menggunakan *web camera*.



Gambar 4. Alat Pengolahan Citra

Cahaya di dalam *cabinet* menggunakan lampu LED 3 watt. Untuk mendapatkan gambar tembakau tersebut digunakan kamera beresolusi 15 MP. Lampu dan kamera diletakkan dengan ketinggian 75 cm dari alas. Pada Gambar 5 menggambarkan metode penelitian.



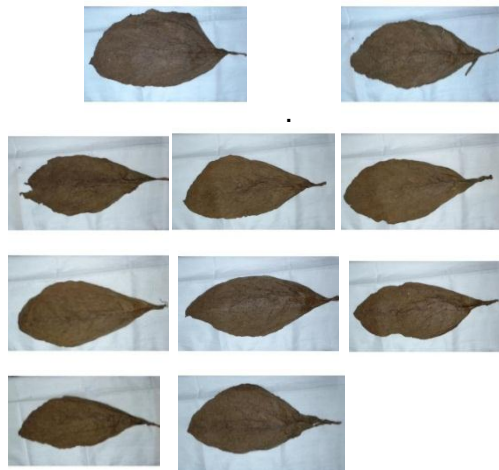
Gambar 5. Metode Penelitian

Model segmentasi yaitu Citra daun tembakau yang disimpan kedalam komputer citra yang disimpan berdimensi 640 x 480 bertipe citra JPEG. Citra tersebut dikanalisasi ke warna RGB. Kemudian masing-masing kanal dipisahkan dengan *background* kain warna putih menggunakan *threshold* nilai piksel 100. Dimana nilai piksel diatas 100

diubah menjadi 0. Nilai ini didapatkan melalui beberapa kali percobaan dan nilai ini adalah nilai yang paling mendekati bentuk tepi daun tembakau sehingga bentuk citra daun tembakau dapat jelas dipisahkan. setelah itu dihitung nilai min, max dan rata-rata. Dikarenakan nilai *threshold* 100 sebagai pemisah *background* dengan tembakau, maka yang dijadikan acuan adalah nilai rata-rata yang menggambarkan sebaran piksel dari citra daun tembakau tersebut.

Model klasifikasi yaitu dari nilai yang didapatkan (nilai rata-rata) merupakan parameter yang akan menentukan daun tembakau tersebut masuk kedalam 5 kelas yaitu Merah, Kuning, Biru, Merah tidak merata, dan kuning tidak merata. Untuk pengklasifikasiannya menggunakan *Neural Network Back Propagation* sehingga dapat diketahui tingkat error pengklasifikasiannya. Dalam klasifikasi ini, dilakukan 2 tahap, yaitu *training* dan *testing* untuk *Neural Network Backpropagation*.

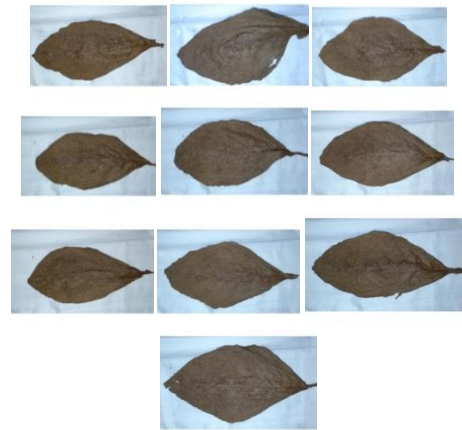
BAHAN



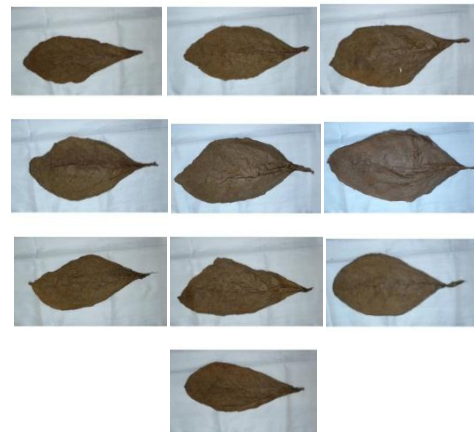
Gambar 6. Tembakau KOS Biru (Hijau) (B)

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Tembakau Bawah Naungan, daun koseran warna Merah (M), Kuning (K), Biru (B), Merah Tidak Merata (MV), Kuning

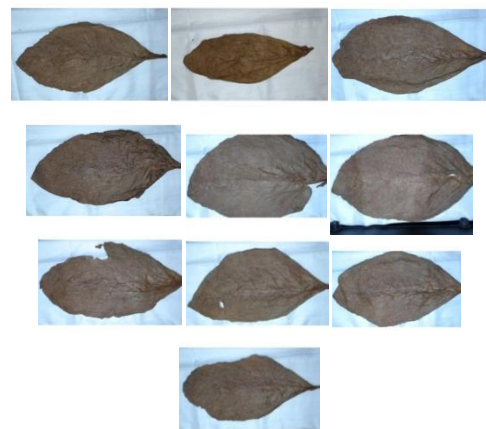
Tidak Merata (KV).jenis Besuki. Penentuan kualitas daun tembakau menggunakan parameter warna yaitu warna merah, kuning dan hijau. Setiap warna diwakili oleh 10 (Sepuluh) daun tembakau yang berbeda.



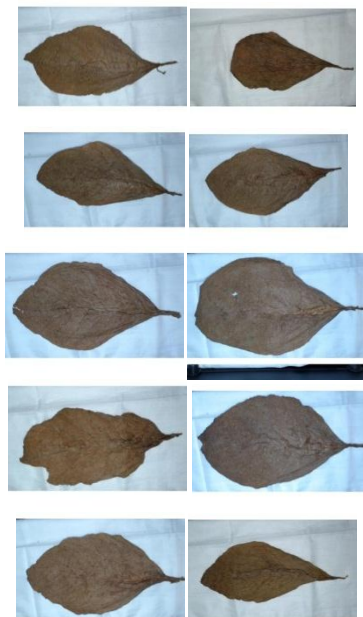
Gambar 7. Tembakau Warna Kuning (K)



Gambar 8. Tembakau Kos Kuning tidak merata (KV)



Gambar 9. Tembakau Kos Merah (M)



Gambar 10. Tembakau Kos Merah Tidak Merata (MV)

Segmentasi Model RGB

1. Citra daun yang sudah dipisahkan dengan *background* dipisahkan kanal *Red*, *Green* dan *Blue*.
2. Piksel-piksel dimasing-masing kanal *Red*, *Green* dan *Blue* dihitung nilai minimal, nilai maksimal dan rata-rata
3. Nilai rata-rata di kanal *Red*, *Green* dan *Blue* di analisa berdasarkan karakteristik warnanya
4. Daun yang memiliki karakteristik warna yang sesuai dikumpulkan untuk menjadi masukan *neural network*.

Klasifikasi Neural Network

1. Daun yang memenuhi karakteristik warna pada analisa RGB dipergunakan sebagai masukan *neural network*.
2. Warna daun yang digunakan sebagai target diubah dalam bentuk biner 3 digit.
3. Nilai rata-rata daun yang terpilih pada analisa RGB disusun menjadi matriks masukan *Neural Network* dengan ukuran [Mean_RGBHSV x Jumlah_Daun].

4. Warna daun sebagai keluaran *neural network* disusun dalam matriks berukuran 3 x jumlah_daun.
5. Melakukan proses *training neural network*.
6. Melakukan Uji Coba terhadap data daun pada *Neural Network*.
7. Menentukan tingkat *error Neural Network*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

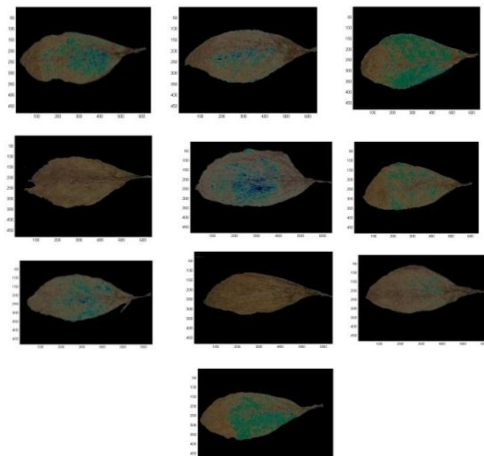
Segmentasi Model RGB

Fungsi yang digunakan untuk pengolahan citra yaitu :

```
function
[rgb_matriks_daun_konverted,
hsv_matriks_daun_konverted,
minMaxMeanRGB, minMaxMeanHSV] =
background_to_black( matriks_daun )
```

Pengambilan Nilai Piksel RGB

Mencari nilai mean tiap kanal *Red*, *Green*, *Blue* pada proses pengenalan tingkat warna. Hasil filter tiap kanal RGB pada daun Biru dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Hasil Pengolahan Citra RGB Daun Kos Biru (Hijau) (B)

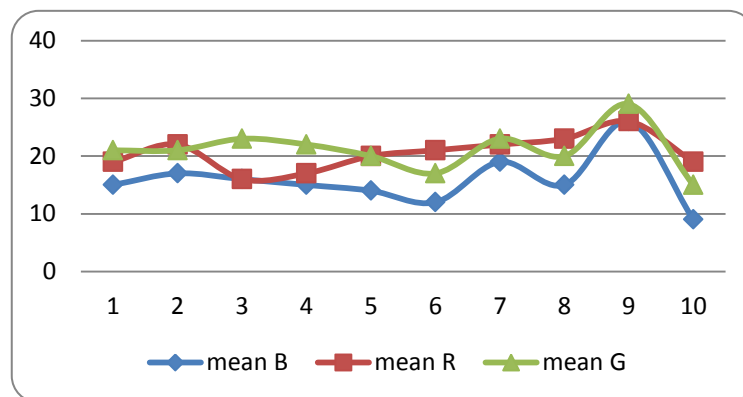
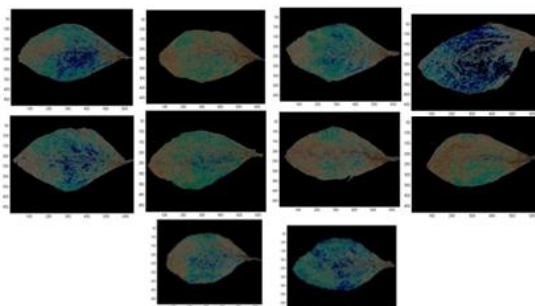
Hasil perhitungan nilai minimal, maksimal dan rata-rata nilai piksel citra Daun Tembakau Bawah Naungan Biru ditunjukkan pada Tabel 1. Pada Gambar 12 dapat dilakukan analisis grafik daun TBN biru yaitu :

1. Daun biru adalah daun berwarna hijau.

2. Hijau dan biru dihasilkan dari warna hijau dan biru sehingga 2 (dua) kanal ini harus menjadi nilai dominan.
3. Kanal biru adalah kanal yang paling dominan. Nilai kanal biru kebanyakan lebih dari 100 sehingga nilai piksel pada kanal biru banyak yang diubah menjadi 0. Hal ini tergambar pada grafik. Pada grafik ada beberapa nilai hijau yang berada di atas nilai (merah) kurang dominan, hal ini disebabkan daun yang digunakan sudah berubah warna karena daun berasal dari hasil panen 2013 dan diambil citranya tahun 2014.
4. Daun yang digunakan sebagai data *training* adalah daun ke : 2, 6, 8, 10.

Tabel 1. Nilai Rata-rata komponen RGB Daun warna Biru

	min R	Max R	mean R	min G	max G	Mean G	Min B	Max B	mean B
biru_kos1	0	100	19	0	100	21	0	100	15
biru_kos2	0	100	22	0	100	21	0	100	17
biru_kos3	0	100	16	0	100	23	0	100	16
biru_kos4	0	100	17	0	100	22	0	100	15
biru_kos5	0	100	20	0	100	20	0	100	14
biru_kos6	0	100	21	0	100	17	0	100	12
biru_kos7	0	100	22	0	100	23	0	100	19
biru_kos8	0	100	23	0	100	20	0	100	15
biru_kos9	0	100	26	0	100	29	0	100	26
biru_kos10	0	100	19	0	100	15	0	100	9

**Gambar 12.** Nilai Mean RGB Daun Kos Biru B**Gambar 13.** Hasil citra daun RGB Daun Kuning Kos 1-10

Hasil filter tiap kanal RGB pada daun Kuning ditampilkan pada Gambar 13. Citra Daun Tembakau Bawah Naungan Kuning ditunjukkan pada tabel 2. Pada Gambar 14, dapat dilakukan analisa grafik Daun TBN Kuning, yaitu :

1. Kuning adalah warna yang dihasilkan dari warna Merah dan Hijau.

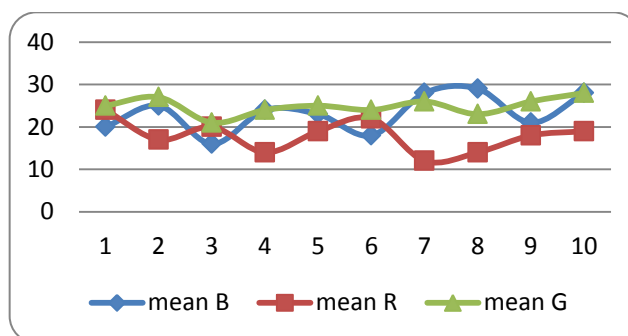
2. Pada grafik Nilai merah dan hijau yang sama persis atau mendekati hanya beberapa daun kemungkinan dikarenakan warna daun sudah berubah karena daun

adalah dari hasil panen 2013 dan diambil citranya tahun 2014.

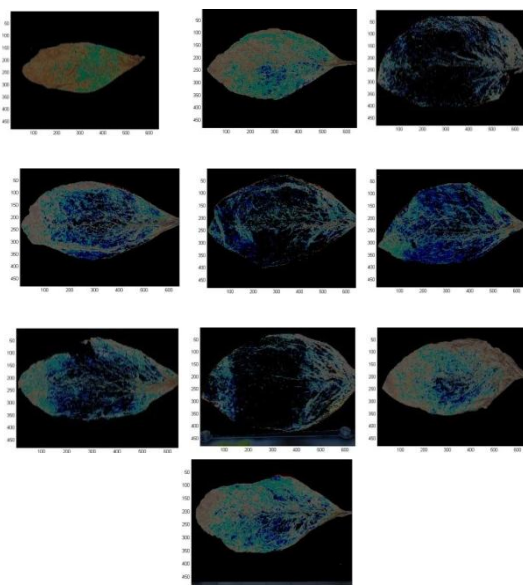
3. Data yang digunakan untuk training adalah daun ke : 1, 3, 6.

Tabel 2. Nilai Rata-rata komponen RGB Daun warna Kuning

	min R	max R	mean R	min G	max G	mean G	min B	max B	mean B
kuning_kos1	0	100	24	0	100	25	0	100	20
kuning_kos2	0	100	17	0	100	27	0	100	25
kuning_kos3	0	100	20	0	100	21	0	100	16
kuning_kos4	0	100	14	0	100	24	0	100	24
kuning_kos5	0	100	19	0	100	25	0	100	23
kuning_kos6	0	100	22	0	100	24	0	100	18
kuning_kos7	0	100	12	0	100	26	0	100	28
kuning_kos8	0	100	14	0	100	23	0	100	29
kuning_kos9	0	100	18	0	100	26	0	100	21
kuning_kos10	0	100	19	0	100	28	0	100	28



Gambar 14. Grafik Nilai Mean RGB Daun Kuning (K)



Gambar 15. Hasil Pengolahan Citra RGB Daun Merah Kos 1-10

Hasil filter tiap kanal RGB pada daun Merah dapat dilihat pada gambar 15. Hasil perhitungan nilai minimal, maksimal dan rata-rata nilai piksel citra daun tembakau bawah naungan merah ditunjukkan pada Tabel 3. Pada Gambar 16, dapat dilakukan analisa grafik daun tembakau bawah naungan kos merah, yaitu :

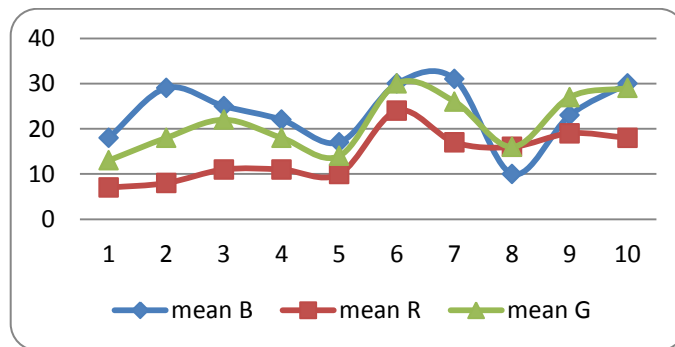
1. Daun warna merah memiliki nilai kanal merah yang dominan, hal ini tergambar pada grafik
2. Pada grafik nilai daun ke : 8 keluar dari karakteristik umum kemungkinan karena warna daun sudah berubah karena daun berasal dari panen tahun 2013 dan baru diambil citranya tahun 2014

3. Daun yang digunakan untuk training adalah semua daun

merah kecuali daun ke : 8.

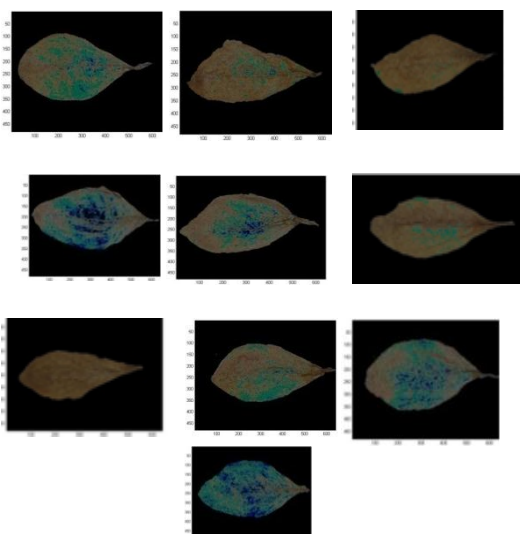
Tabel 3. Nilai Rata-rata komponen RGB Daun Warna Merah

	min R	max R	mean R	Min G	max G	mean G	min B	max B	mean B
merah_kos1	0	100	7	0	100	13	0	100	18
merah_kos2	0	100	8	0	100	18	0	100	29
merah_kos3	0	100	11	0	100	22	0	100	25
merah_kos4	0	100	11	0	100	18	0	100	22
merah_kos5	0	100	10	0	100	14	0	100	17
merah_kos6	0	100	24	0	100	30	0	100	30
merah_kos7	0	100	17	0	100	26	0	100	31
merah_kos8	0	100	16	0	100	16	0	100	10
merah_kos9	0	100	19	0	100	27	0	100	23
merah_kos10	0	100	18	0	100	29	0	100	30



Gambar 2. Grafik Nilai Mean RGB Daun Kos Merah (M)

Hasil filter tiap kanal RGB pada daun Kos Kuning Tidak Merata (KV) dapat dilihat pada Gambar 17.



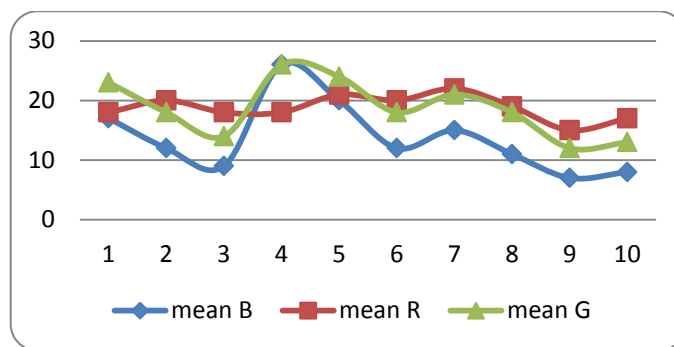
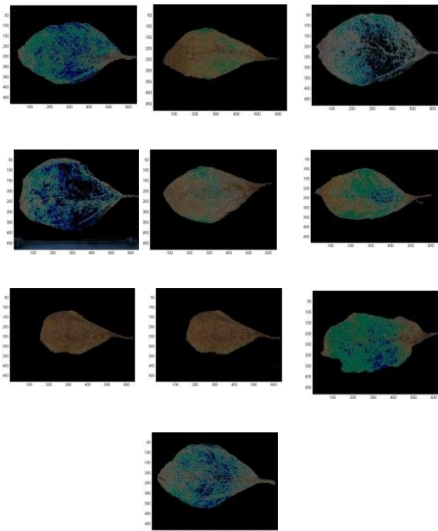
Gambar 3. Hasil Pengolahan Citra RGB Daun Kos Kuning Tidak Merata (KV)

Hasil perhitungan nilai minimal, maksimal dan rata-rata nilai piksel citra daun tembakau bawah naungan kuning tidak merata ditunjukkan pada tabel 4. Pada gambar 18, analisa grafik daun tembakau bawah naungan kuning tidak merata (KV) :

1. Daun kuning tidak merata adalah daun kuning yang memiliki semburan oranye.
2. Oranye adalah warna yang berasal dari warna red dan green namun nilai green lebih kecil daripada kuning.
3. Nilai daun yang memiliki karakteristik kuning adalah daun dengan nilai green dan blue yang rendah.
4. Daun yang digunakan untuk training adalah daun ke : 2, 6, 7, 8.

Tabel 4. Nilai Rata-rata komponen RGB Daun Kuning Tidak Merata

	min R	max R	mean R	min G	max G	mean G	min B	max B	mean B
kv_kos1	0	100	18	0	100	23	0	100	17
kv_kos2	0	100	20	0	100	18	0	100	12
kv_kos3	0	100	18	0	100	14	0	100	9
kv_kos4	0	100	18	0	100	26	0	100	26
kv_kos5	0	100	21	0	100	24	0	100	20
kv_kos6	0	100	20	0	100	18	0	100	12
kv_kos7	0	100	22	0	100	21	0	100	15
kv_kos8	0	100	19	0	100	18	0	100	11
kv_kos9	0	100	15	0	100	12	0	100	7
kv_kos10	0	100	17	0	100	13	0	100	8

**Gambar 4.** Grafik Nilai Mean RGB Daun Kuning Tidak Merata (KV)**Gambar 19.** Hasil Pengolahan Citra RGB Daun Merah Tidak Merata (MV) Kos

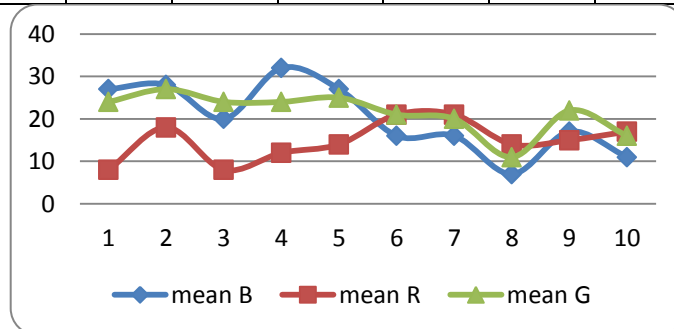
Hasil filter tiap kanal RGB pada daun Merah Tidak Merata dapat dilihat pada Gambar 19.

Hasil perhitungan nilai minimal, maksimal dan rata-rata nilai piksel citra Daun Tembakau Bawah Naungan Merah Tidak Merata ditunjukkan pada tabel 5. Pada Gambar 20 dapat dilakukan analisa Daun TBN Merah Tidak Merata, yaitu:

1. Daun Merah Tidak Merata adalah daun merah yang memiliki semburan oranye
2. Sehingga nilai merah harus dominan (paling kecil) sedangkan warna semburan oranye didapatkan dari nilai blue dan green yang berdekatan
3. Daun yang digunakan untuk training adalah daun ke : 1, 2, 5.

Tabel 5. Nilai Rata-rata komponen RGB Daun Warna Merah Tidak Merata

	min R	max R	mean R	min G	max G	mean G	min B	max B	mean B
mv_kos1	0	100	8	0	100	24	0	100	27
mv_kos2	0	100	18	0	100	27	0	100	28
mv_kos3	0	100	8	0	100	24	0	100	20
mv_kos4	0	100	12	0	100	24	0	100	32
mv_kos5	0	100	14	0	100	25	0	100	27
mv_kos6	0	100	21	0	100	21	0	100	16
mv_kos7	0	100	21	0	100	20	0	100	16
mv_kos8	0	100	14	0	100	11	0	100	7
mv_kos9	0	100	15	0	100	22	0	100	17
mv_kos10	0	100	17	0	100	16	0	100	11

**Gambar 20.** Grafik Nilai Mean RGB Daun Merah Tidak Merata (MV)**Tabel 6.** Target Output Jaringan Saraf Tiruan

Target	Inputan Neural Network		
	mean R	mean G	mean B
biru_kos2	22	21	17
biru_kos6	21	17	12
biru_kos8	23	20	15
biru_kos10	19	15	9
kuning_kos1	24	25	20
kuning_kos3	20	21	16
kuning_kos6	22	24	18
kv_kos2	20	18	12
kv_kos6	20	18	12
kv_kos7	22	21	15
kv_kos8	19	18	11
merah_kos1	7	13	18
merah_kos2	8	18	29
merah_kos3	11	22	25
merah_kos4	11	18	22
merah_kos5	10	14	17
merah_kos6	24	30	30
merah_kos7	17	26	31
merah_kos9	19	27	23
merah_kos10	18	29	30
mv_kos1	8	24	27
mv_kos2	18	27	28
mv_kos5	14	25	27

Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik

Masukan Jaringan Saraf Tiruan

Sesuai dengan hasil analisa RGB daun-daun yang digunakan sebagai input *training* jaringan saraf tiruan sesuai dengan Tabel 6.

Keluaran Jaringan Saraf Tiruan

Tabel 7. Mean Daun TBN yang memenuhi karakteristik input Jaringan Saraf Tiruan

No	Warna Daun	Biner		
1	Biru	0	0	1
2	Kuning	0	1	0
3	Kuning Tidak Merata	0	1	1
4	Merah	1	0	0
5	Merah Tidak Merata	1	0	1

Keluaran jaringan saraf tiruan adalah klasifikasi apakah daun yang digunakan sebagai inputan adalah daun biru, kuning, Kuning Tidak Merata, merah atau Merah Tidak Merata. Oleh karena itu untuk mempermudah perhitungan maka nilai

target dari string diubah dalam bentuk biner Tabel 7.

Fase Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan

Fase pembelajaran dilakukan 2 (dua) macam jenis pembelajaran yaitu pembelajaran dengan menggunakan matriks RGBHSV dan matriks RGB. Fungsi yang digunakan pada fase ini yaitu :

```
function [ NN_BackPropagation ] =
initiate_NN_BackPropagation(
training_input, training_output )
function [ NN_BackPropagation ] =
execute_NN_BackPropagation(
NN_BackPropagation,
training_input, training_output )
```

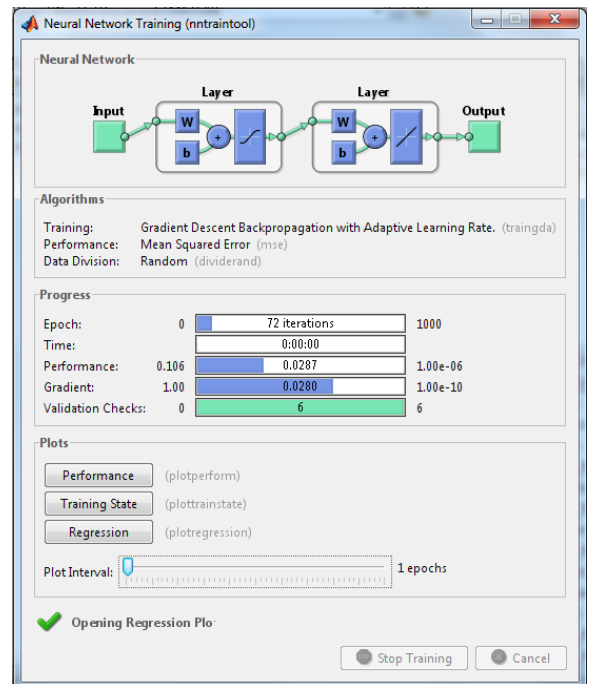
22	21	17
21	17	12
23	20	15
19	15	9
24	25	20
20	21	16
22	24	18
20	18	12
20	18	12
22	21	15
19	18	11
7	13	18
8	18	29
11	22	25
11	18	22
10	14	17
24	30	30
17	26	31
19	27	23
18	29	30
8	24	27
18	27	28
14	25	27

Input Neural Network

Gambar 21. Matriks Masukan RGB dan Keluaran Jaringan Saraf Tiruan

Pada fase pembelajaran RGB jaringan saraf tiruan diberikan masukan berupa matriks berukuran 3x23. Nilai-nilai dalam matriks tersebut adalah nilai mean RGB dari daun-daun yang memenuhi karakteristik warna. Sedangkan pada sisi keluaran diberikan target matriks berukuran 3x23, dapat dilihat pada Gambar 21.

Pada Gambar 22 diperlihatkan training jaringan saraf tiruan untuk training citra RGB. Sedangkan pada Gambar 23 diperlihatkan plot training.



Gambar 22. Proses Training Matriks RGB Jaringan Saraf Tiruan

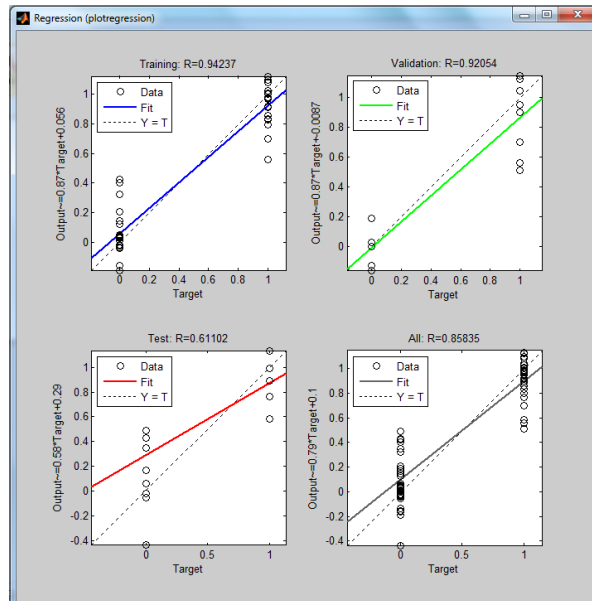
Pada Gambar 24 diperlihatkan mean square error untuk proses training RGB Jaringan Saraf Tiruan. Pada Gambar 25 diperlihatkan plot state pada training.

4.2.4. Fase Uji Coba Jaringan Saraf Tiruan

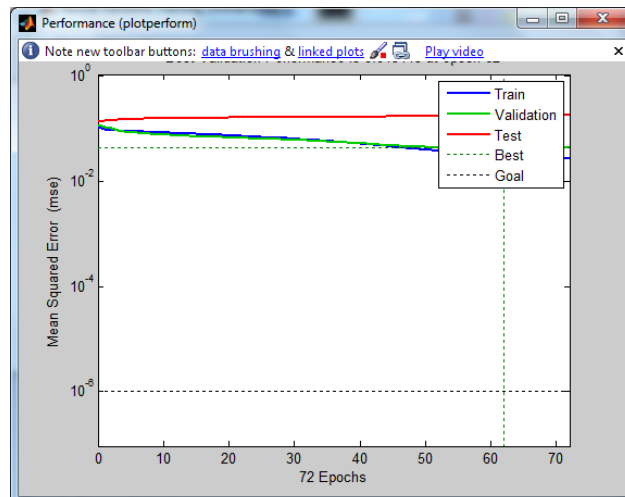
Setelah mendapatkan *weight* atau bobot neural network maka dilakukan fase uji coba. Bobot yang sudah didapatkan sebelumnya diujicoba dengan memasukkan matriks masukan. Keluaran kemudian dicocokkan dengan target. Fungsi yang digunakan pada fase uji coba adalah sebagai berikut :

```
function [ Hasil_Testing ] =
simulate_NN_BackPropagation(
NN_BackPropagation, testing_input
```

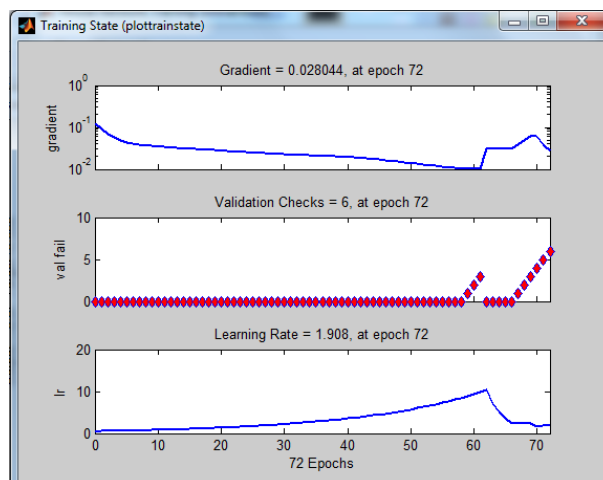
Dengan menggunakan 2 (dua) macam bobot yang didapatkan dari 2 (dua) macam jenis training didapatkan tingkat error sebagai berikut. Training RGB menghasilkan tingkat error sebesar 8.7%. Pada gambar 26 dapat dilihat hasil keluaran jaringan saraf tiruan yang dicocokkan dengan target.



Gambar 23. Grafik Proses Training Matriks RGB Jaringan Saraf Tiruan



Gambar 24. Mean Square Error Proses Training Matriks RGB Jaringan Saraf Tiruan



Gambar 25. Training State pada Proses Training Matriks RGB Jaringan Saraf Tiruan

0	0	1	-0.05571	0.430105	0.762923
0	0	1	-0.02311	0.490737	1.131761
0	0	1	-0.04814	0.390454	0.962823
0	0	1	-0.03735	0.427447	0.845832
0	1	0	-0.00031	0.793939	-0.08053
0	1	0	0.166724	0.584245	0.936016
0	1	0	0.017553	0.818955	0.120213
0	1	1	0.019264	0.675595	1.164886
0	1	1	0.019264	0.675595	1.164886
0	1	1	-0.01093	0.540845	0.955184
0	1	1	0.044252	0.777163	1.119484
1	0	0	1.042611	-0.16805	0.015296
1	0	0	1.008063	0.040721	0.051095
1	0	0	0.888765	0.348346	0.063263
1	0	0	0.945113	0.010596	-0.10494
1	0	0	1.001614	-0.16447	-0.01143
1	0	0	0.965572	0.116044	0.049984
1	0	0	0.989042	-0.43533	0.953618
1	0	0	0.906464	0.278617	0.21929
1	0	0	1.088457	-0.05899	0.290106
1	0	1	1.143254	0.170781	0.544681
1	0	1	1.013143	-0.22341	0.640697
1	0	1	0.955009	0.01586	1.038282
Target Output			Hasil Testing		

Gambar 26. Matriks Masukan dan Keluaran Bobot RGB Jaringan Saraf Tiruan

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

1. Model Segmentasi untuk pembacaan piksel daun tembakau bawah naungan menggunakan model red, green, blue (RGB)
2. Model Klasifikasi yang dapat digunakan untuk Pemisahan daun tembakau bawah naungan menggunakan Neural Network Back Propagation dengan Training RGB memiliki nilai error = 8.7%

Saran

Untuk penelitian selanjutnya sebaiknya penelitian dilakukan untuk Sortasi Tahap II dimana daun yang dipisahkan memiliki anak tangga warna yang lebih banyak ditambah dengan daun berkarakteristik khusus misalnya daun berminyak dan lain-lain.

DAFTAR PUSTAKA

1. Budi Putranto, B.Y, Widi Hapsari, Katon Wijana, 2010, *Segmentasi Warna Citra dengan Deteksi Warna HSV untuk Mendeteksi Objek*. Fakultas Teknik Prodi Teknik Informatika, Univ Kristen Duta Wacana Yogyakarta
2. Iqbal Saputra. 2011. *Pengembangan Sensor Warna Daun untuk Pemetaan Kepadatan Serangan Gulma pada Lahan Terbuka*. Departemen Teknik Mesin dan Biosistem IPB.
3. Jarosław Goławski, Joanna Sekulska-Nalewajko, El Zbieta Ku, Zniak.2012. *Neural Network Segmentation Of Images From Stained Cucurbits Leaves With Colour Symptoms Of Biotic And Abiotic Stresses*. Institute of Applied Computer Science, Łódź University of Technology, Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, Poland.
4. Kusumanto, R.D, Alan Novi Tomponu dan Wahyu Setyo Pambudi. 2011. *Klasifikasi Warna Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV*. Jurnal

- Ilmiah Elite Elektro*, Vol. 2, No. 2, September 2011: 83-87
5. Kusumanto, R.D, Alan Novi Tomponu. 2011. *Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB*. Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011. ISBN 979-26-0255-0. Jurusan Teknik Komputer, Politeknik Negeri Sriwijaya. Palembang
 6. Litbangjember, 2013, Mekanisasi Angin Segar Bisnis Tembakau Cerutu, <https://litbangjember.wordpress.com/2013/01/03/mekanisasi-angin-sebag-bisnis-tembakau-cerutu/>, diakses tanggal 20 Maret 2013.
 7. Litbangjember, 2012, Java Tabak Bagian 2, <https://litbangjember.wordpress.com/2012/11/30/java-tabak-bagian-2/>, diakses tanggal 20 Maret 2013.
 8. Sila Abdullah Syakry, C, Mulyadi dan Syahrini. 2013. Analisis Tingkat Kandungan Warna untuk Penentuan Tingkat Kematangan pada Citra Buah Papaya. *Jurnal Ilmiah Elite Elektro*, Vol. 4 No. 1, Maret 2013 : 31-37
 9. Slamet Wirawan. 2006. *Analisis Ekonomi Petik Daun Tengah Tembakau Bawah Naungan di Kebun Ajong Gayasan Jember*. Program Pasca Sarjana UPN. Surabaya
 10. Fan Zhang and Xinhong Zhang. 2011. Classification and Quality Evaluation of Tobacco Leaves Based, on Image Processing and Fuzzy Comprehensive Evaluation. *Sensors* 2011, 11, 2369-2384; Open Access sensors, ISSN 1424-8220, www.mdpi.com/journal/sensors